ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202210.00165v1

利用图像相关性搜寻运动目标

潘祖恒[1,2]，彭青玉[1,2]，陆星[1,2,3]，陈筱[1,2]，李丹[1,2]
(1.暨南大学计算机科学系，广东 广州 510632;
2.暨南大学中法天体测量、动力学与空间科学联合实验室，广东 广州 510632；
3.暨南大学物理学系，广东 广州 510632)

摘 要：在天文图像处理领域，图像减法技术得到了广泛的应用。由于不同的大气条件、不同的曝光时间和不同的滤光片等原因，两幅图像无法直接进行图像相减。本文提出一种新的图像减法算法，其本质是从统计学意义上利用相关性消除两幅图像之间具有相似流量分布的部分，并保留具有不相似流量分布的部分。该算法执行速度非常快，是数值稳定和局部独立的。基于本文的算法，使用 Python 语言作为接口，C 语言作为底层实现开发了一套图像减法代码。使用该算法以及其他三种类似的算法来处理天文图像。试验表明，该算法能够在很短的时间内找出两幅图像之间的差异，并快速定位运动目标，同时具有良好的鲁棒性和位置测量稳定性。

关键词： 相关性；图像处理；图像减法；天体测量；运动目标；
中图分类号：P129　　**文献标识码：**A　　　**文章编号**

0 引言

图像减法在探测未知星源、寻找超新星和研究微引力透镜现象方面具有重要意义。Tomaney与Crotts首次在频率域求解卷积核做图像减法[1]。他们应用图像减法来监测微引力透镜现象，并处理了M31星系的数据。最优的图像减法由Kochanski等人提出[2]，这种方法是一种非线性最小二乘拟合过程，即使对于稀疏的视场，并且只拟合一小部分像素时，计算时间也很长。Alard与Lupton也提出了一种最优图像减法算法[3]，该算法在图像空间域直接求解卷积核，其实质是基于标准线性最小二乘法求解卷积核。这种方法将卷积核分解为多个高斯函数乘以多项式的形式。Alard使用空间变化卷积核并优化了这种方法的计算策略[4]。Wozniak使用Alard的这种算法处理了380 GB的OGLE-II bulge微引力透镜数据[5]。

在以上方法中，Alard与Lupton提出的方法最为经典。但是，Alard与Lupton方法要求使用者定义使用的高斯基函数的数量、它们相关的sigma值和多项式的阶数，这一系列参数的选择无疑会使用户感到困惑，且需要进行大量实验才能获得特定数据集的最优参数[6]。后来，基于Alard与Lupton的思想，人们开发出了多个类似的图像减法技术。例如，Bramich将卷积核视为离散像素阵列，并直接使用线性最小二乘法求解卷积核的像素值，卷积核的大小成为唯一需要调整的参数[6]。Yuan与Akerlof使用交叉卷积来避免对高质量参考图像进行比较的要求[7]。这两种方法都称为去卷积方法，是在Alard与Lupton方法的基础上发展起来的。这些方法的缺点是需要调参[8]。

基金项目：国家自然科学基金(11873026，11273014，U1431227)；暨南大学优秀本科推免生科研创新培育计划项目.
收稿日期：2022-XX-XX；修订日期 ：2022-XX-XX
作者简介：潘祖恒，男，硕士研究生.研究方向：图像处理. Email：136766658@qq.com

chinaXiv:202210.00165v1

Bramich方法的计算速度非常依赖于卷积核的大小，随着卷积核的增大，计算时间变得难以忍受。此外，这些算法不是局部独立的，处理整个大图像会存在困难，通常需要将图像分成几个较小的部分分别进行处理[5]，而且它们在数值计算上是不稳定的[8]。输入图像或参考图像上的坏像素或饱和像素会对一组在卷积核区域内的像素造成污染。因此，这些方法通常在做图像减法之前需要剔除坏像素和饱和像素，并且应避免使用过大的卷积核[6]。在某种程度上，这些操作增加了图像减法的复杂性，并可能导致一些有意义的像素被忽略。直到Zackay等人提出了一种基于基本统计原理的算法[8]，该算法颠覆了传统的基于去卷积的图像减法算法的原理，是局部独立且数值稳定的。

本文也基于基本的统计原理提出一种较少参数的可替代方法，依据输入图像和参考图像之间的流量分布情况来做图像减法。即利用两幅图像同一位置的两个小区域之间的流量分布的相关性来消除两幅图像间相似的部分并保留不相似的部分。基于本文的算法，开发了一套以Python语言为接口，C语言为底层实现的图像减法代码。该算法能在极短的时间内搜索出运动目标，从而克服人眼搜索运动目标的困难，本文称之为消除相似和保留差异，简称esapd(Eliminate similarity and preserve difference)。

1 方法

为了搜寻运动天体，本文提出了一种基于相关性的图像减法技术，其核心在于使用皮尔逊相关系数求出两幅图像的两个相对应小区域的相关性强弱，当相关性较强时，缩小两幅图像之间的差异；当相关性较弱时，保留两幅图像之间的差异。

如图 1 所示，子图（c）是子图（a）和子图（b）两幅图像的差异图。即两幅图像对齐，分别减去自己的背景和归一化（归一化在下文介绍）后直接相减得到的图像。子图（d）是子图（a）和子图（b）两幅图像的相关图（相关图的获取在下文介绍）。实验发现，在共同背景区域，相关图的系数主要分布在-0.2 到 0.2 之间（相关图的灰色区域）；在共同非背景区域，相关图的系数主要分布在 0.8 到 1.0 之间（相关图的白色区域）。运动目标所在区域（非重叠情况，即运动目标没有和其他天体重叠的情况。重叠情况在下文讨论）的相关性也是较弱的。根据这一发现，可以缩小相关性较强的区域的像素灰度值的差异，保留相关性较弱的区域的像素灰度值的差异，即可突出运动目标。运动目标的位置如子图（c）的红色圆圈位置所示，白色目标是子图（a）中的运动目标，黑色目标是子图（b）中的运动目标。

为获得相关图，使用皮尔逊相关系数，其计算方式如下：

$$P_{i_c,r_c}=\frac{\mathrm{cov}(i,r)}{\sigma_i\sigma_r}=\frac{E((i-u_i)(r-u_r))}{\sigma_i\sigma_r}=\frac{E(ir)-E(i)E(r)}{\sqrt{E(i^2)-E^2(i)}\sqrt{E(r^2)-E^2(r)}},\qquad (1)$$

$$P_{i_c,r_c}=\frac{\sum ir-\frac{\sum i\sum r}{n}}{\sqrt{(\sum i^2-\frac{(\sum i)^2}{n})(\sum r^2-\frac{(\sum r)^2}{n})}}.\qquad (2)$$

chinaXiv:202210.00165v1

其中，i 和 r 分别表示在输入图像和参考图像相同位置的小区域内的像素的灰度值，这两个区域的形状称为p-kernel，它是一个正方形。u_i 和 u_r 分别表示各自小区域内所有像素的灰度值的均值，σ_i 和 σ_r 分别表示各自小区域内所有像素的灰度值的标准差。cov 表示计算协方差，E 表示计算数学期望。n 表示p-kernel的像素数量。使用式（2）来计算皮尔逊相关系数。使用这些小区域内的像素的灰度值来计算其中心像素位置 (i_c, r_c) 的皮尔逊相关系数 P_{i_c,r_c} （值为-1到1）。对于边界情况，采用截断处理，即忽略边界以外的像素，减少p-kernel内的像素数量 n 。最后，将得到一个与原始图像尺寸大小相同的皮尔逊相关系数矩阵 P_0，简称相关图。一般情况下，当皮尔逊相关系数小于0时，表示负相关；当皮尔逊相关系数大于0时，表示正相关。皮尔逊相关系数的绝对值越大，相关性越强；反之越弱。

由于想要尽可能地消除两幅图像间相似的部分，并保留不相似的部分，本文使用一个修改过的sigmoid函数来修改皮尔逊相关系数的值。具体操作方式如下：

$$S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}, \tag{3}$$

$$P_0 \leftarrow \frac{1}{1+e^{-15(P_0-0.5)}}. \tag{4}$$

其中，式（3）是sigmoid函数。式（4）是修改后的sigmoid函数，其函数图象如图2红色实线所示，横轴表示原始的皮尔逊相关系数的值，纵轴表示修改后的皮尔逊相关系数的值，黑色虚线表示没有修改皮尔逊相关系数的转换关系。皮尔逊相关系数的值经过修改后的相关图如图1中子图（e）所示，此时相关图的对比度变得更大了，有利于消除两幅图像间流量分布相似的部分，并保留流量分布不相似的部分。需要注意的是，原始的皮尔逊相关系数可能为负值，但其绝对值不会很大，因为对于两幅已经对齐、分别减去自己的背景和归一化的图像来说基本上没有强负相关。使用这种修改过的sigmoid函数可以有效地消除负值的影响。

当运动目标与其他天体重叠的时候，相关性也会出现较强的情况，这并不利于保留差异。为了解决这一问题，引入了差分流量系数。其工作原理如下：

$$diff_{i_c,r_c} = \frac{abs(\sum i - \sum r)}{\min(\sum i, \sum r)}, \tag{5}$$

$$F_{i_c,r_c} = \begin{cases} 0, diff_{i_c,r_c} \geq T, \\ 1, diff_{i_c,r_c} < T. \end{cases} \tag{6}$$

其中，i 和 r 分别表示输入图像和参考图像相同位置的小区域内的像素的灰度值，这两个区域的形状被称为d-kernel，它也是一个正方形。对于边界处理，采用同求皮尔逊相关系数一样的原则。显然，可以用式（5）来得到两个小区域内流量变化的

chinaXiv:202210.00165v1

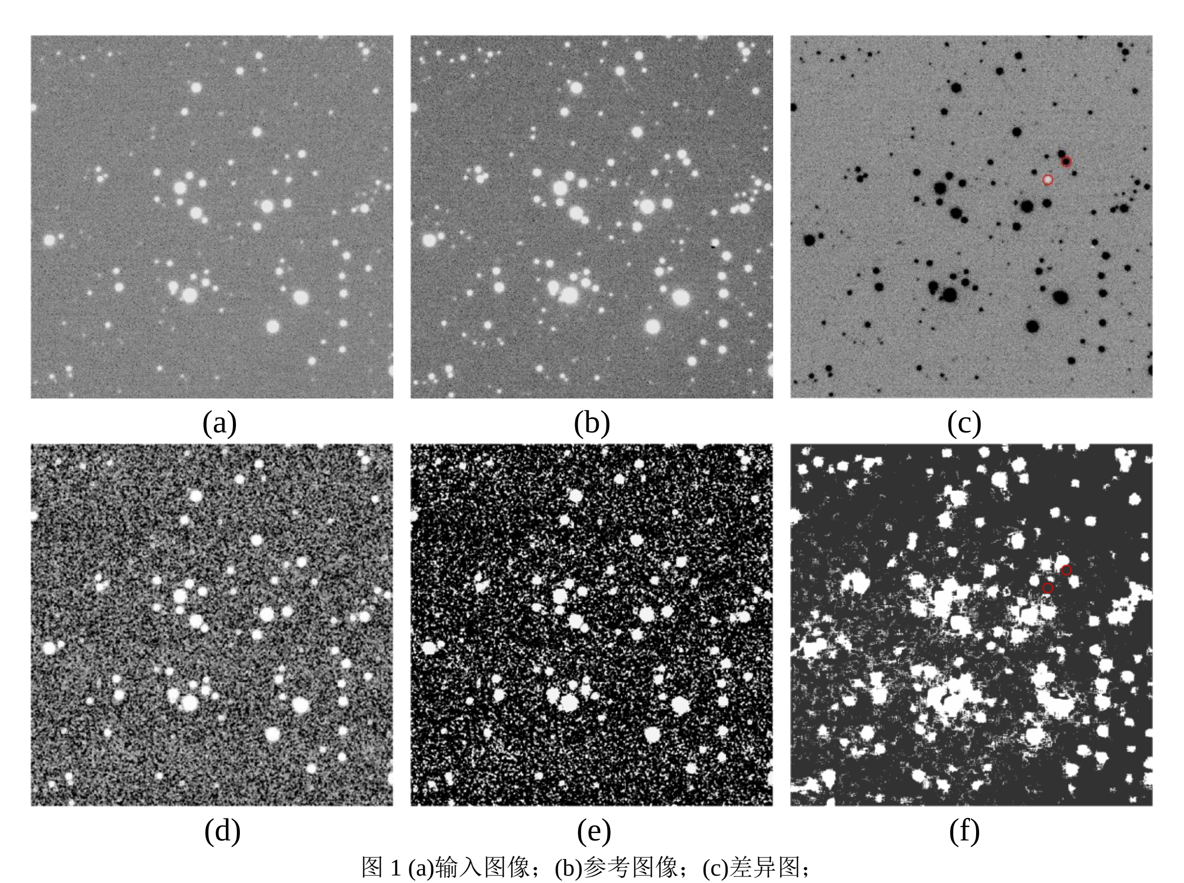


图 1 (a)输入图像；(b)参考图像；(c)差异图；
(d)相关图；(e)使用修改过的 sigmoid 函数修改后的相关图；(f)阈值图
Fig.1 (a)input image; (b)reference image; (c)difference image;
(d)correlation image; (e) correlation image using modified sigmoid function; (f)threshold image

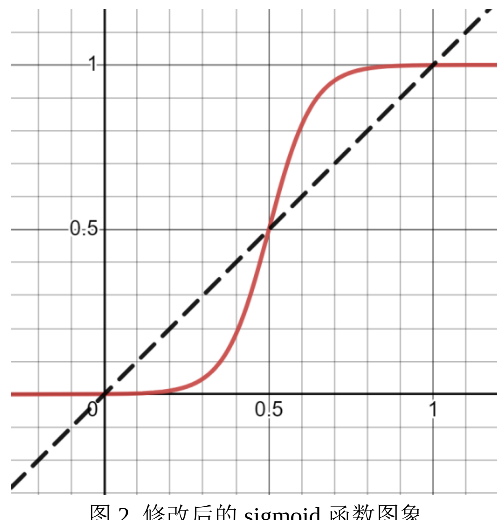


图 2 修改后的 sigmoid 函数图象
Fig.2 modified sigmoid function

百分比 $diff_{i_c,r_c}$。例如，当一个d-kernel内所有像素的灰度值的总和为13，另一个d-kernel内所有像素的灰度值的总和为10时，这两个小区域内流量变化的百分比为30%。在式（6）中设置一个阈值 T（阈值 T 的设置详见3.2节）。当 $diff_{i_c,r_c}$ 大于等于 T 时，F_{i_c,r_c}

chinaXiv:202210.00165v1

为0，否则，F_{i_c,r_c} 为1。利用这些小区域内的像素的灰度值来计算其中心像素位置 (i_c,r_c) 的差分流量系数 F_{i_c,r_c}。最后，将得到一个与原始图像尺寸大小相同的差分流量系数矩阵 F_0，简称阈值图。其图像如图中1子图（f）所示，红色圆圈（即运动目标）内的数值为0。当运动目标的重叠区域的流量变化百分比大于等于 T 时，阈值图可以用来使运动目标在重叠区域的强相关失效，即削弱相关性，以便突出运动天体。

基于以上所得的相关图和阈值图，假设有剔除了坏像素和饱和像素的输入图像 I 和参考图像 R。本文算法的步骤如下：

步骤 1： I 和 R 分别减去自己的背景值，然后归一化得到 I_0 和 R_0。相关的表达式如下：

$$I_{nb}=I-bkg(I), \tag{7}$$

$$S_I=abs(sum(I_{nb})), \tag{8}$$

$$I_0=\frac{I_{nb}}{S_I}. \tag{9}$$

$$R_{nb}=R-bkg(R), \tag{10}$$

$$S_R=abs(sum(R_{nb})), \tag{11}$$

$$R_0=\frac{R_{nb}}{S_R}. \tag{12}$$

bkg 表示求图像的背景值，本文使用Bradley等人[9]开发的Photutils软件求图像的背景值，其他的方法也可以尝试用来获取图像的背景。下标 nb 表示去除背景，S_I 和 S_R 表示归一化的缩放比例，abs 表示求绝对值，sum 表示求图像所有像素的像素值的总和。注意，去除坏像素和饱和像素的目的是为了确保归一化过程的正确性。

步骤2： 找出 I_0 和 R_0 之间像素灰度值的差异 D_0。计算公式如下：

$$D_0=I_0-R_0. \tag{13}$$

步骤3： 消除两幅图像间流量分布相似的部分，并保留流量分布不相似的部分。具体操作如下：

$$P_0=pearson(I_0,R_0), \tag{14}$$

$$F_0=diff(I_0,R_0), \tag{15}$$

$$D_1=D_0(1-P_0F_0), \tag{16}$$

$$D=D_1S_I. \tag{17}$$

$pearson$ 表示计算两幅图像的相关图 P_0，且 P_0 已经过式（4）修改，$diff$ 表示计算两幅图像的阈值图 F_0，式（16）用来消除两幅图像之间具有相似流量分布的部分，并保留具有不相似流量分布的部分，且用阈值图来使运动目标在重叠区域的强相关失效。由于在步骤1中对 I_0 进行了归一化，需要对它进行恢复，即乘以系数 S_I 得到 D（见式（17）），D 就是本文算法得到的加工后的减法图像，简称esapd减法图像。

chinaXiv:202210.00165v1

2 算法性能

为了验证本文算法的性能，我们选择了三份代码与本文算法进行比较。基于 Alard 方法的代码有 ISIS2.2(http://www2.iap.fr/users/alard/package.html)、diapl(https://users.camk.edu.pl/pych/DIAPL/)和 HOTPANTS(https://github.com/acbecker/hotpants)，本文选择 HOTPANTS 作为 Alard 算法的代表，因为它的接口使用起来比较方便。OIS(https://github.com/quatrope/ois)中提供了基于 Bramich 方法的代码，而基于 Zackay 等人的方法的代码是 properimage(https://github.com/quatrope/ProperImage)。本文将这三种算法称为 Alard、Bramich 和 properimage。需要指出的是，esapd、Bramich 和 Alard 都是运行在 2020 MacBook Pro M1 上。由于安装环境的原因，properimage 算法运行在台式计算机(Intel(R)核心(TM)i7-10700CPU@2.90GHz)上，其运行时间约为 2020 MacBook Pro M1 的 1.25 倍。在比较四种算法的运行时间时，将对 properimage 算法的运行时间乘以 0.8，从而可以相对准确地比较四种算法的运行时间。接下来通过试验比较展示本文算法的性能。

2.1 对运动目标的检测

测试了 2013 年 2 月 5 日在云南天文台丽江 2.4 米望远镜拍摄的 Apophis 图像。由于 Apophis 的运动速度非常快，我们可以用 esapd 图像减法技术清楚地看到 Apophis 的移动情况。本文使用裁剪后的 900×900 的图像进行试验。对于 properimage 和 HOTPANTS，使用默认参数。Bramich 使用(21,21)的卷积核，esapd 使用 p-kernel 大小为 7×7，d-kernel 大小为 15×15。因为本文的目的是寻找运动目标 Apophis，所以设置 T 为一个较大的值 0.5，以确保尽可能地消除较大的残差和去除伪对象。

如图 3 所示，应用了 esapd 算法的减法图像非常干净。在 esapd 减法图像中，白点是输入图像中的运动目标 Apophis，黑点是参考图像中的运动目标 Apophis。在 esapd 减法图像中，我们可以很容易地找到运动目标。然而，由算法 properimage、Bramich 和 Alard 产生的三幅减法图像并不干净，给寻找运动目标带来了困难。通过 SAOImageDS9 软件[10]观察减法图像的像素值发现，esapd 算法可以减得非常干净，而其他方法不能做到这一点。大振幅的残差干扰了对目标 Apophis 的检测。Bramich 和 Alard 引起的减法伪影使得很难确定一个瞬变源是否真实，根据 Zackay 等人的研究，这是由 Alard 与 Lupton 系列方法的不对称性导致的。在本文算法中，我们只需要使用 DAOFIND 程序[11]来搜索运动目标 Apophis，而其他三种算法很难用该程序或其他程序来搜索运动目标 Apophis。

找到的运动目标 Apophis 的位置显示在 esapd 减法图像中的红色圆圈中。值得注意的是，在参考图像的右侧有一个小黑点（绿色圆圈内），这是由于使用的望远镜的 CCD 的缺陷造成的。事实上，黑点的值只比图像背景值 9850 小 200 左右。

chinaXiv:202210.00165v1

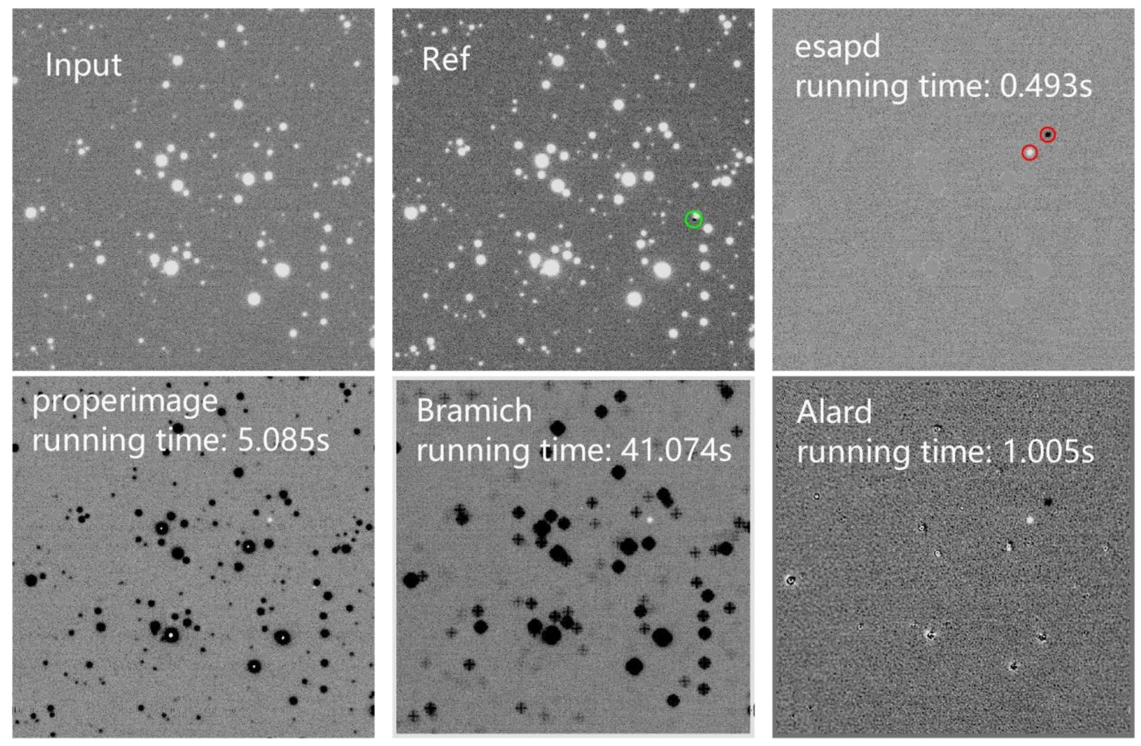


图 3 2013 年 2 月 5 日拍摄的 Apophis 图像的图像减法测试结果。从左到右(顶部)：输入图像，参考图像和 esapd 减法图像；(底部)proprimage 减法图像, Bramich 减法图像和 Alard 减法图像

Fig.3 Image subtraction results for test on Apophis images taken on February 5, 2013. Left to right(top): the input image,the reference image, and the esapd subtraction image; (bottom)the properimage subtraction image, the Bramich subtraction image, and the Alard subtraction image

通过人眼观察，发现只有 properimage 算法才能检测到黑点，因此值得肯定的是，properimage 算法在某些方面优于本文算法，特别是在细节检测方面。但总的来说，本文算法具有良好的鲁棒性，而且本文的算法运行速度最快。Bramich 算法运行的速度很慢。当我们调整卷积核的大小为（31,31）时，我们需要运行 191.744 秒。

为了验证本文的算法得到的运动目标的位置的准确性，我们通过测量减法图像中的目标和输入图像中的目标之间的位置偏差来进行试验。例如，测量图 3 中 esapd 减法图像的红色圆圈中的白点位置及其在输入图像中的对应位置，然后计算它们的位置偏差，得到本文算法的位置偏差。同理，可得到其他算法的位置偏差。本文使用 2013 年 2 月 4 日在云南天文台丽江 2.4 米望远镜拍摄的 74 幅 Apophis 图像进行试验，它们分别来自 5 个视场。我们按视场将它们分为 5 组，然后选取每一组的最后一幅图像作为参考图像，其余的作为输入图像。用输入图像减去参考图像，得到减法图像。使用二维高斯拟合算法[12]测量运动目标 Apophis 的像素位置。图 4 显示了本文得到的结果，每种算法都有 69 个位置偏差。令人惊讶的是，这四种算法得出的位置偏差在均值、标准差和偏移量上基本一致。需要说明的是，出现较大位置偏差的原因是运动目标发生了重叠。本文 esapd 算法的位置偏差在 x 轴和 y 轴上都有最小的标准差。在 x 轴上，本文 esapd 算法得到的均值为 0.0572，标准差为 0.1811。在 y 轴上，本文 esapd 算法得到的均值为 0.0498，标准差为 0.1794。

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202210.00165v1

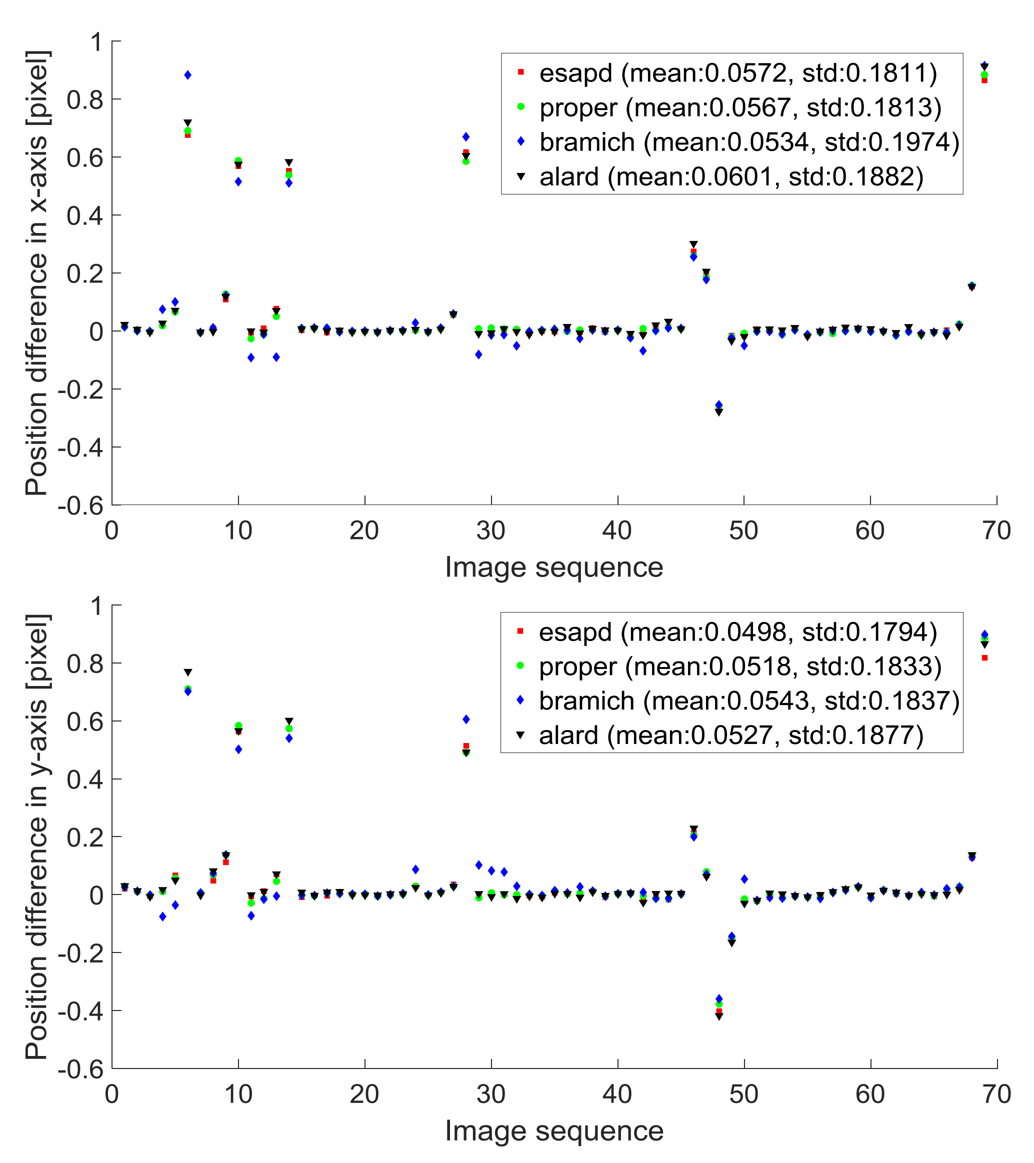


图 4 顶部子图：运动目标 Apophis 在减法图像和输入图像之间的 x 轴位置偏差。每种算法共有 69 个位置偏差。平均值和标准差显示在子图的右上角。底部子图：与顶部子图相同，但是对于 y 轴

Fig.4 Top panel: the object Apophis position difference in x-axis between subtraction image and input image. A total of 69 position difference for each algorithm. The mean and standard deviation are shown in the upper right corner of the panel. Bottom panel: same as Top panel, but for y-axis

可以看出，本文 esapd 算法得到的目标具有相对稳定的位置。

2.2 运行时间对比

比较四种算法的运行时间。将从 ZTF（Zwicky Transient Facility）下载的 M35 星团图像的大小裁剪为 256×256，512×512，......，3072×3072 进行计算，然后得到算法的运行时间，单位为秒。从图 5 中可以看出，本文 esapd 算法的运行时间最快，最慢的是 Bramich 算法。当图像过大的时候，Bramich 算法甚至会出现无解的情况。

chinaXiv:202210.00165v1

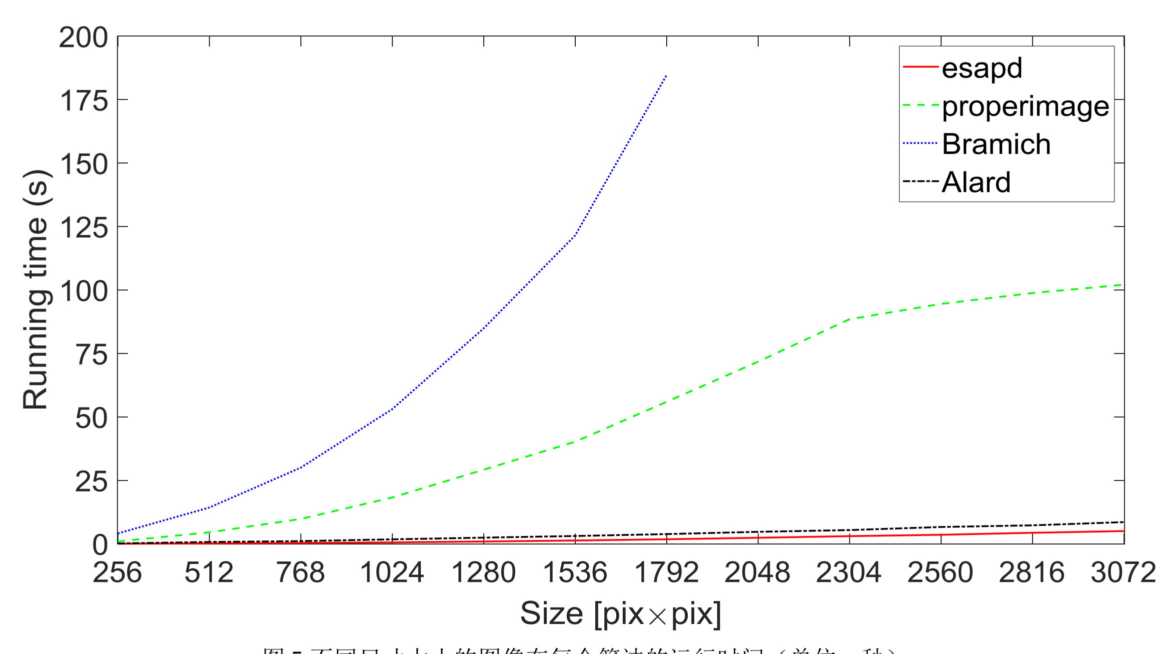


图 5 不同尺寸大小的图像在每个算法的运行时间（单位：秒）

Fig.5 Overview of running time(unit: second) of each algorithm for images of different size

3 解释与讨论

3.1 背景，归一化和对齐

背景去除和归一化是两个重要的操作，如果没有这两个操作，本文算法就无法实现。归一化主要用于解决不同曝光时间图像的问题。需要注意的是，我们的代码并没有提供图像配准算法和背景估计算法。本文使用 Beroiz 等人[13]开发的图像对齐算法 astroalign 进行图像的配准工作和 Bradley 等人[9]开发的 Photutils 软件进行 1-D 或 2-D 背景估计，其他的图像配准算法和背景估计算法也可以被尝试使用。

需要注意的是，对齐精度对相关系数具有一定影响。本文使用 Photutils 生成一幅大小为 14×14，只含有一颗星且其中心在图像中心的模拟星象图（简称基准图），然后生成大量类似 14×14，但其包含的星的中心相对于图像中心偏移了的图像，偏移步长（x 和 y 方向均可偏移）为 0.1 个像素（简称目标图）。最后利用这些目标图依次与基准图求相关图，并对每个相关图的所有像素值求平均值，将此平均值作为偏移后的相关系数。如图 6 所示，例如，当 x 轴和 y 轴的偏移量为（0，0）的时候，相关系数最大，值为 1；当 x 轴和 y 轴的偏移量为（2.5，2.5）的时候，相关系数的值约为 0.85。实验发现，偏移量越大，即对齐精度越低，相关系数（未使用 sigmoid 函数修改）越小；反之，相关系数越大。若把相关系数视为因变量，偏移量视为自变量，因变量与自变量之间类似高斯分布。这一结论说明，对齐精度越高，得到的相关系数越准确。

chinaXiv:202210.00165v1

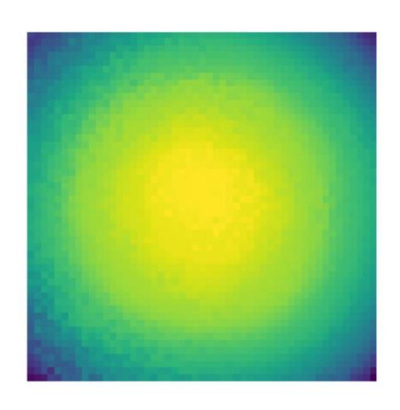


图 6 相关系数与偏移量的关系
Fig.6 Relationship between correlation coefficient and shift

3.2 kernel 与阈值 T 的设置及算法的适用性

p-kernel 的大小与两幅图像的半高全宽（FWHM）之差有关，差越大，p-kernel 越大；反之，p-kernel 越小。例如，在同一晚上拍摄的图像中，FWHM 相差不大的情况下，可以设置 p-kernel 为最小值 3×3。d-kernel 与两幅图像的平均 FWHM 有关：平均 FWHM 越大，d-kernel 越大；反之，d-kernel 越小。

经实践发现，p-kernel 以 2-3 倍 FWHM 之差，d-kernel 以 2-3 倍平均 FWHM 来设置效果最佳，即在突出运动目标的前提下减得干净。例如，当 FWHM 之差为 2.36 pixel 时，可以设置 p-kernel 大小为 5×5，当平均 FWHM 为 7.08 pixel 时，可以设置 d-kernel 为 15×15。当然，此结论仅在处理模拟图像下得出，在处理真实图像时，还需配合阈值 T 来找到合适的参数。

阈值 T 越小，突出两幅图像的差异的能力越强。然而，它并不是越小越好，如果 T 的值太小，减法图像就会出现较大振幅的残差，甚至是伪对象，因为此时相关性容易失效，算法退化为两幅图像直接相减。通常，将 T 的值设置为0.1。如果两幅图像的差异较大，又想在减得干净的前提下找到运动目标，可将 T 设大一点，比如0.5，这里的0.5也可以理解为某一区域的流量变化超过50%且无论相关性强弱如何，两幅图像的差异都会被显示出来。

由于本文算法的特殊性，当两幅图像的点扩散函数（PSF）差异过大的时候，例如，一个是圆形的高斯分布 PSF，另一个是倾斜的椭圆高斯分布 PSF 的时候，本文算法的处理效果并不理想。但是，如果两幅图像都是倾斜角度一样的椭圆高斯分布，本文算法处理效果几乎不受影响。本文算法处理 FWHM 相差太大的图像的效果也不是很理想，建议使用 FWHM 之差在 2 个像素之内的图像。

3.3 积分图

为了加快皮尔逊相关系数和差分流量系数的计算速度，参考了Viola与Jones提出的一种利用积分图快速计算Haar-like特征的方法[14]。从公式（2）和（5）中，我们可以看到有许多连加运算，如 $\sum i$、$\sum r$、$\sum i^2$、$\sum r^2$ 和 $\sum ir$，本文用这种方法

来加快连加运算。积分图的使用不仅提高了皮尔逊相关系数和差分流量系数的计算速度，而且一旦生成积分图，当p-kernel或d-kernel的大小变化时，运行时间是不会因此改变的，即本文算法的时间复杂度与参数无关。

3.4 噪声估计

减法图像中的噪声有两个来源，即输入图像中的噪声和参考图像中的噪声。假设两幅图像的噪声符合泊松分布 $\sigma = \sqrt{N}$ 。本文推导出的减法图像的噪声估计公式如下：

$$\delta = \sqrt{I + (\frac{S_I}{R_R})^2 R}. \quad (18)$$

注意，该公式仅适用于 $F_{i_c,r_c} = 0$或相关强度很弱（皮尔逊相关系数的值小于0.2）的情况。

4 总结与展望

本文提出了一种可供选择的图像减法算法 esapd，期望将其应用于搜索运动目标。该算法旨在利用相关性消除两幅图像间具有相似流量分布的部分，保留具有不相似流量分布的部分。试验表明，该算法可以在很短的时间内找出两幅图像之间的差异，并搜索出运动目标。同时，该算法存在一些不足，如果两幅图像的 PSF 分布差异过大，本文算法处理的效果有待提高，因此，后续工作将结合使用 PSF 来进一步研究天文图像减法技术。

致谢

感谢丽江 2.4m 望远镜工作人员的支持，感谢郭碧峰在论文写作中给予的帮助。

chinaXiv:202210.00165v1

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202210.00165v1

参考文献:

[1] CROTTS A P S, TOMANEY A B. Results from a survey of gravitational microlensing toward M31[J]. The Astrophysical Journal, 1996, 473(2): L87.
[2] KOCHANSKI G P, TYSON J A, FISCHER P. Flickering faint galaxies: few and far between[J]. The Astronomical Journal, 1996, 111: 1444.
[3] ALARD C, LUPTON R H. A method for optimal image subtraction[J]. The Astrophysical Journal, 1998, 503(1): 325-331.
[4] ALARD C. Image subtraction using a space-varying kernel[J]. Astronomy and Astrophysics Supplement Series, 2000, 144(2): 363-370.
[5] WOZNIAK P R. Difference image analysis of the OGLE-II bulge data. I. The method[J]. Acta Astronomica, 2000, 50: 421-450.
[6] BRAMICH D M. A new algorithm for difference image analysis[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society: Letters, 2008, 386(1): L77-L81.
[7] YUAN F, AKERLOF C W. Astronomical image subtraction by cross-convolution[J]. The Astrophysical Journal, 2008, 677(1): 808-812.
[8] ZACKAY B, OFEK E O, GAL-YAM A. Proper image subtraction—optimal transient detection, photometry, and hypothesis testing[J]. The Astrophysical Journal, 2016, 830(1): 27.
[9] BRADLEY L, et al. Astropy/photutils: 1.1.0 [CP/OL]. [2021-03-20]. https://zenodo.org/record/4624996.
[10] JOYE, W. SAOImageDS9/SAOImageDS9 v8.0.1 [CP/OL]. [2019-01-03]. https://zenodo.org/record/2530958.
[11] STETSON P B. DAOPHOT: A computer program for crowded-field stellar photometry[J]. Publications of the Astronomical Society of the Pacific, 1987, 99(613): 191.
[12] PENG H W, PENG Q Y, WANG N. Precise CCD positions of Himalia using Gaia DR1 in 2015–2016[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2017, 467(2): 2266-2273.
[13] BEROIZ M, CABRAL J B, SANCHEZ B. Astroalign: A Python module for astronomical image registration[J]. Astronomy and Computing, 2020, 32: 100384.
[14] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. CVPR 2001. Ieee, 2001, 1:I-I.

ChinaXiv合作期刊

Searching moving objects by image correlation

Pan Zuheng[1,2], Peng Qingyu[1,2], Lu Xing[1,2,3], Chen Xiao[1,2], Li Dan[1,2]

(1. College of Information Science and Technology, Jinan University, Guangzhou, 510632, China;
2. Sino-French Joint Laboratory for Astrometry, Dynamics and Space Science,
Jinan University, Guangzhou, 510632, China;
3. Department of Physics, Jinan University, Guangzhou 510632, China)

Abstract: In the field of astronomical image processing, image subtraction techniques are widely used. Due to the varying seeing conditions, different exposure times, and different filters, the two images cannot do image subtraction directly. A novel image subtraction algorithm is proposed in the paper. Its essence is based on correlation to eliminate the parts with the similar flux distribution and preserve the parts with the different flux distribution between two images in sense of statistics. The algorithm can be fast executive, is numerically stable, and is locally independent. Based on our algorithm, we have developed a set of image subtraction code with Python as the interface and C as the implementation. We use the algorithm, together with three other similar algorithms, to perform with the astronomical images . Experiments show that our algorithm can find the difference between two images and detect moving objects in a very short time while having good robustness and position measurement stability.

Key words: correlation; Image processing; Image subtraction; Astrometry; Moving objects;

chinaXiv:202210.00165v1